

**МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ**
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
**«Национальный исследовательский
Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского»
(ННГУ)**

Институт информационных технологий, математики и механики

Направление подготовки: «Прикладная математика и информатика»
Магистерская программа: «Вычислительные методы и суперкомпьютерные
технологии»

Образовательный курс «Методы глубокого обучения для решения задач
компьютерного зрения»

ОТЧЕТ
по лабораторной работе №4

**«Начальная настройка весов полностью связанных и
сверточных нейронных сетей»**

Выполнили:
студенты группы 381603м4
Кривоносов Михаил
Герасимов Дмитрий
Уваров Денис

Нижний Новгород
2017

Оглавление

Цель работы	3
Задачи	3
Тренировочные и тестовые данные	4
Схемы конфигураций сетей	5
Сравнение результатов обучения	9
Выводы	11

Цель работы

Применить методы обучения без учителя для настройки начальных значений весов сетей, построенных при выполнении предшествующих практических работ.

Задачи

1. Выбрать архитектуры полностью связанных нейронных сетей, построенных при выполнении предыдущих лабораторных работ.
2. Разработать модели автокодировщиков применительно к выбранным архитектурам нейронных сетей.
3. Обучить построенные глубокие модели.
4. Обучить выбранные архитектуры с начальной инициализацией весов сетей значениями, полученными в ходе обучения без учителя.
5. Протестировать обученные нейронные сети

Тренировочные и тестовые данные

Ввиду различий обработки данных для предыдущих работ, начальный трехмерный массив данных преобразуется для каждой модели по-разному:

1. Преобразование в трехмерный массив, один из индексов которого соответствует номеру кадра видеоряда, а два остальных размеру кадра. Затем данные случайным образом делятся на обучающую и тестовую выборки в отношении 33% к 67%. Полученные массивы X_{train} , X_{test} , Y_{train} , Y_{test} передаются в нейронной сети для дальнейшей работы с ними.
2. Преобразование в хронологическую развертку для каждого пикселя с учетом его окрестности (поле 5×5 , элементы, выходящие за пределы исходного поля, отождествляем с нулем), тем самым для каждого пикселя получаем трехмерную подматрицу размера $5 \times 5 \times 300$. Тем самым получается выборка из 262144 элементов, где в качестве каждого элемента указанная подматрица. Затем данные случайным образом делятся на обучающую и тестовую выборки в отношении 67% к 33%. Так как полученная выборка достаточно большого объёма, то необходимо уменьшить размер выборки вдвое. Полученные массивы X_{train} , X_{test} , Y_{train} , Y_{test} передаются в нейронной сети для дальнейшей работы с ними.

Размер исходных данных: трёхмерная матрица размером $512 \times 512 \times 300$.

Схемы конфигураций сетей

В данной работе рассмотрим три различных конфигурации нейронной сети:

1. Настройка весов для полностью связной сети с одним скрытым слоем

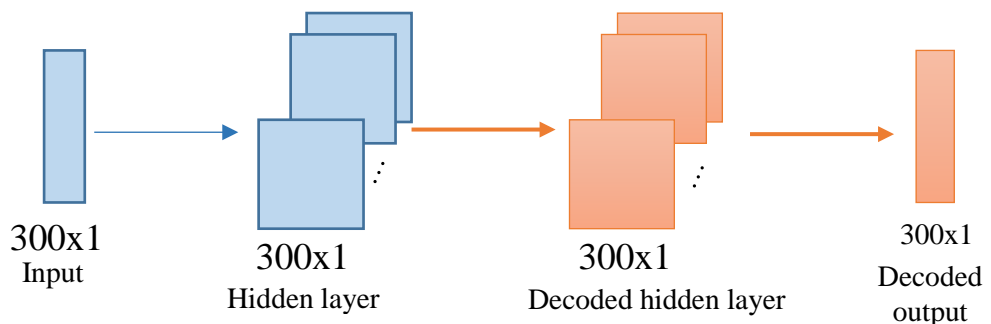


Рисунок 1. Схема нейронной сети

Полученные результаты:

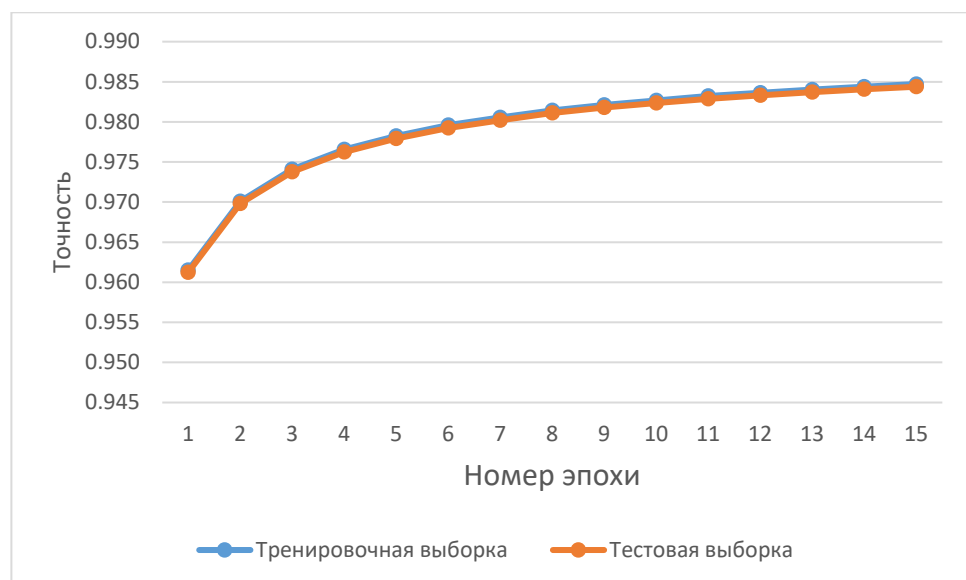


Рисунок 2. Точность на тренировочной и тестовой выборках в зависимости от номера эпохи.

Результаты получены для сети со следующими параметрами:

- Функция активации скрытого слоя: **Relu**;
- Количество нейронов на скрытом слое: **300**;
- В качестве функции потерь используется **LogisticLoss**.

2. Настройка весов для полностью связанной сети с двумя скрытыми слоями

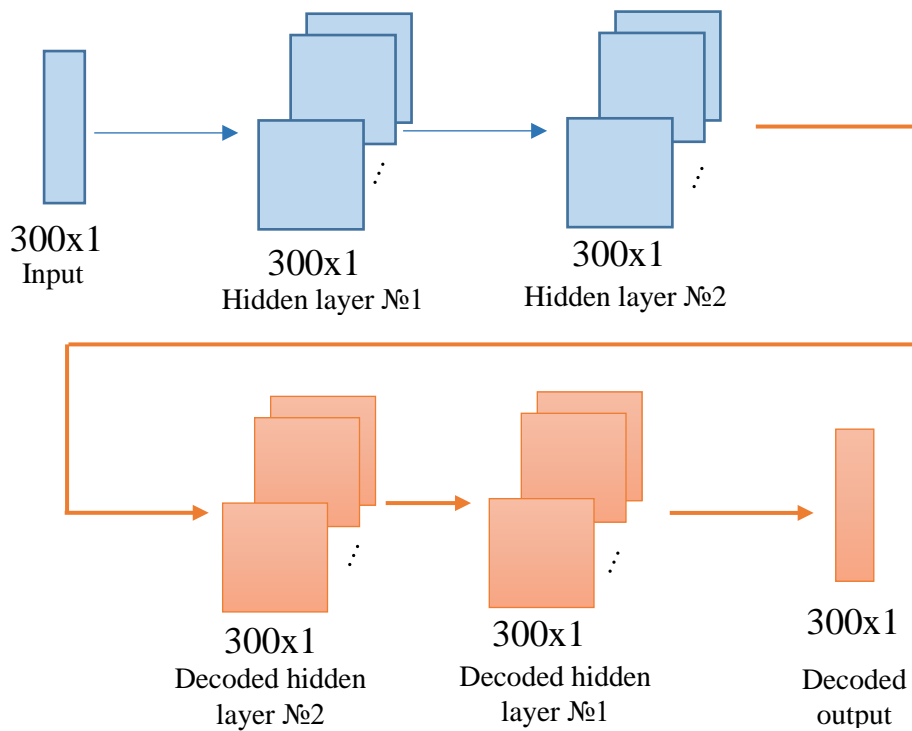


Рисунок 3. Схема нейронной сети

Полученные результаты:

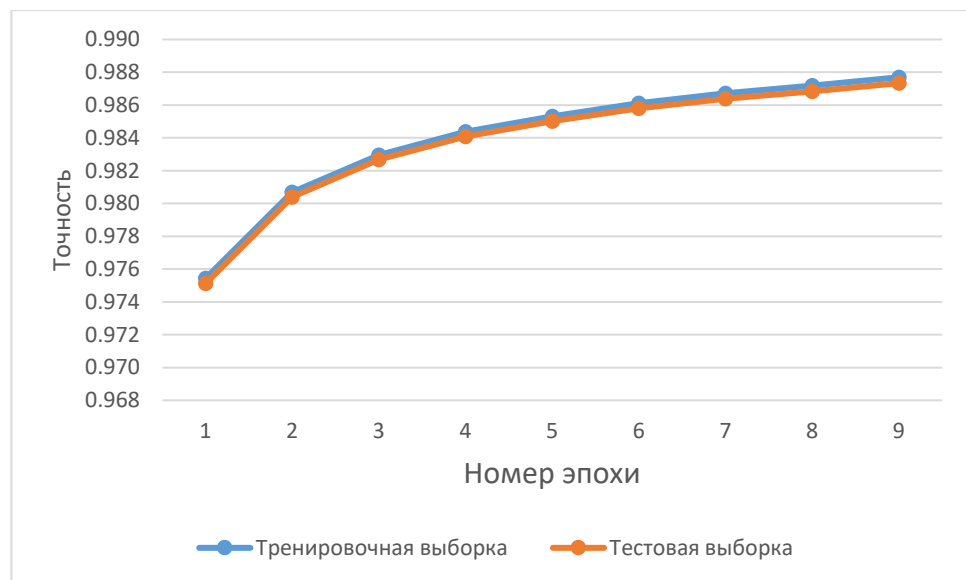


Рисунок 4. Точность на тренировочной и тестовой выборках в зависимости от номера эпохи.

Результаты получены для сети со следующими параметрами:

- Функция активации первого скрытого слоя: **Relu**;
- Количество нейронов на первом скрытом слое: **300**;
- Функция активации второго скрытого слоя: **Tanh**;
- Количество нейронов на втором скрытом слое: **300**;
- В качестве функции потерь используется **HingeLoss**.

3. Архитектура для сверточной нейронной сети

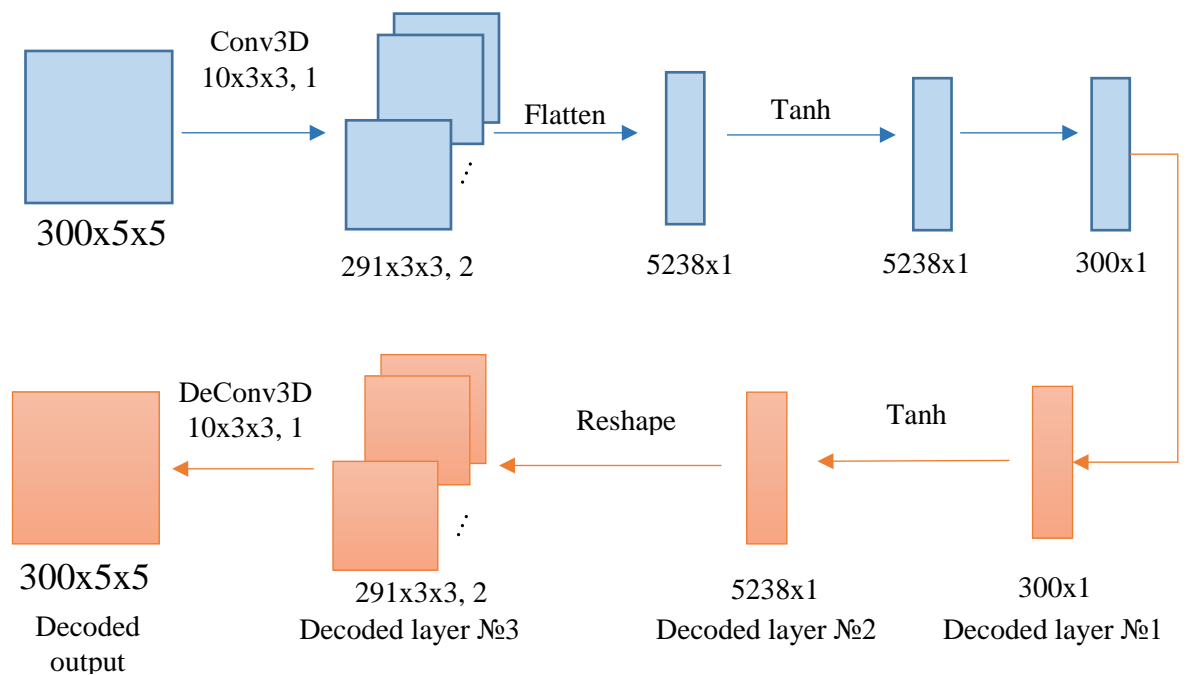


Рисунок 5. Схема нейронной сети

Полученные результаты:

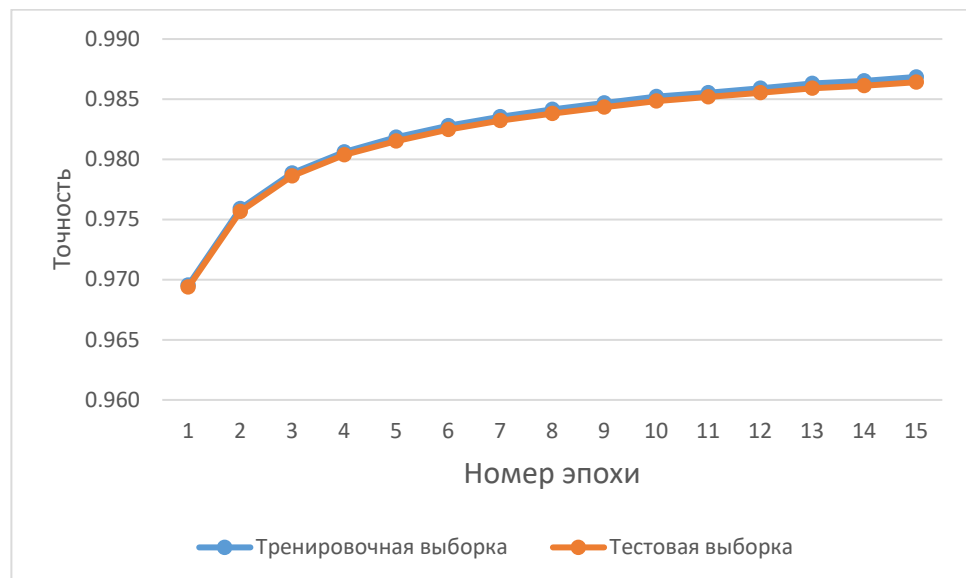


Рисунок 6. Точность на тренировочной и тестовой выборках в зависимости от номера эпохи.

Результаты получены для сети со следующими параметрами:

- В качестве функции потерь используется **LogisticLoss**.

4. Архитектура для сверточной нейронной сети

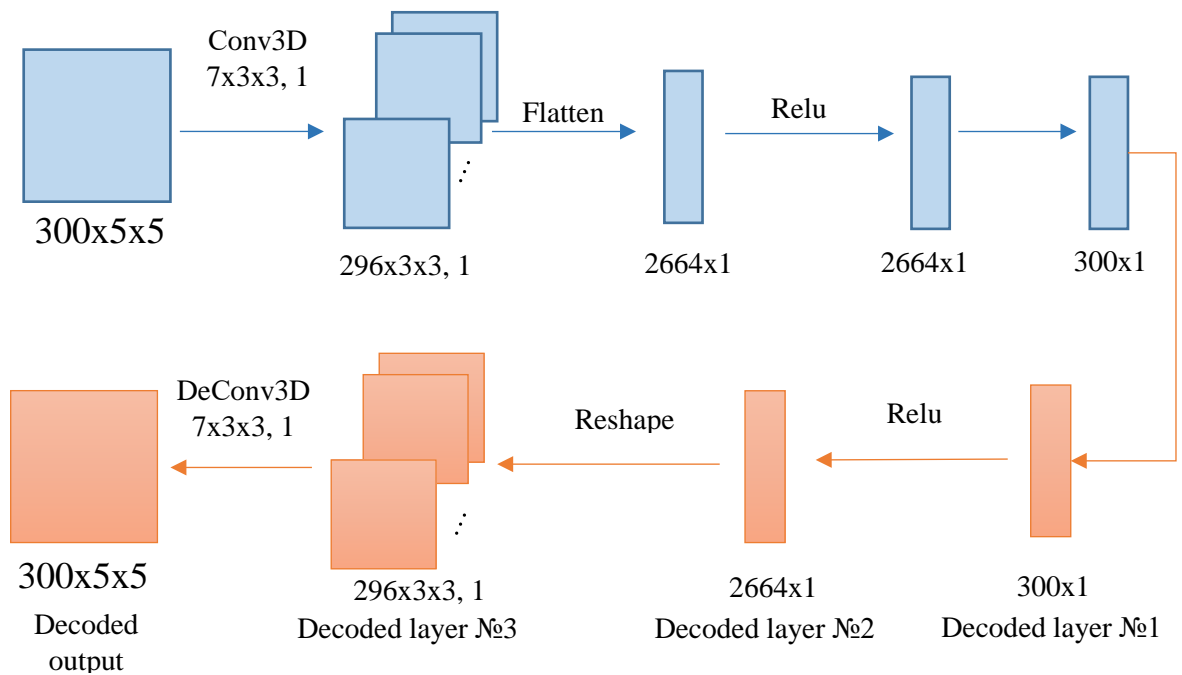


Рисунок 7. Схема нейронной сети

Полученные результаты:

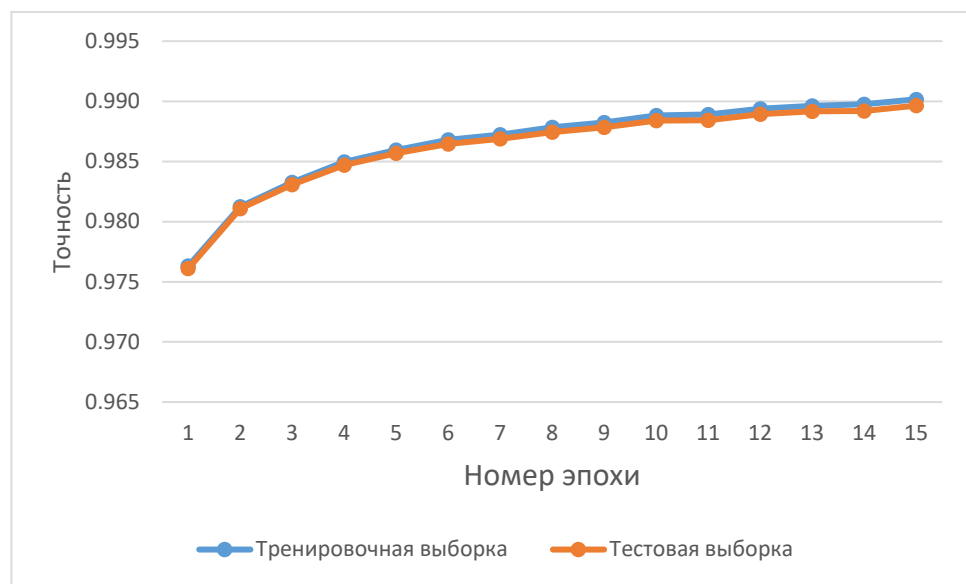


Рисунок 8. Точность на тренировочной и тестовой выборках в зависимости от номера эпохи.

Результаты получены для сети со следующими параметрами:

- В качестве функции потерь используется **HingeLoss**.

Сравнение результатов обучения

Было произведено сравнение результатов, полученных в предыдущих лабораторных работах для однотипных конфигураций нейронных сетей.

Сравнение проводилось на основе точности, достигнутой на тестовой выборке на каждой из эпох.

1. Полностью связная сеть с одним скрытым слоем

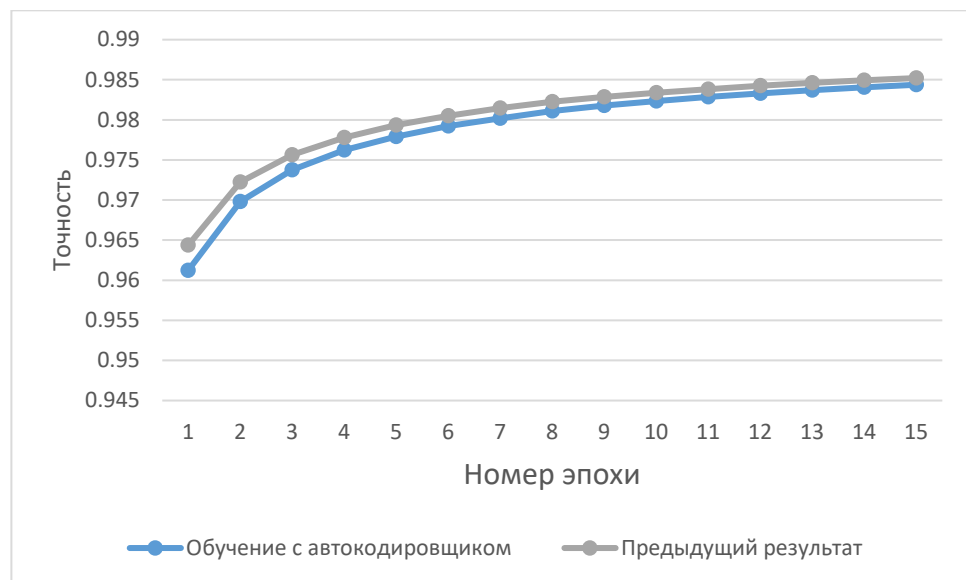


Рисунок 9. Сравнение результатов.

2. Полностью связная сеть с двумя скрытыми слоями

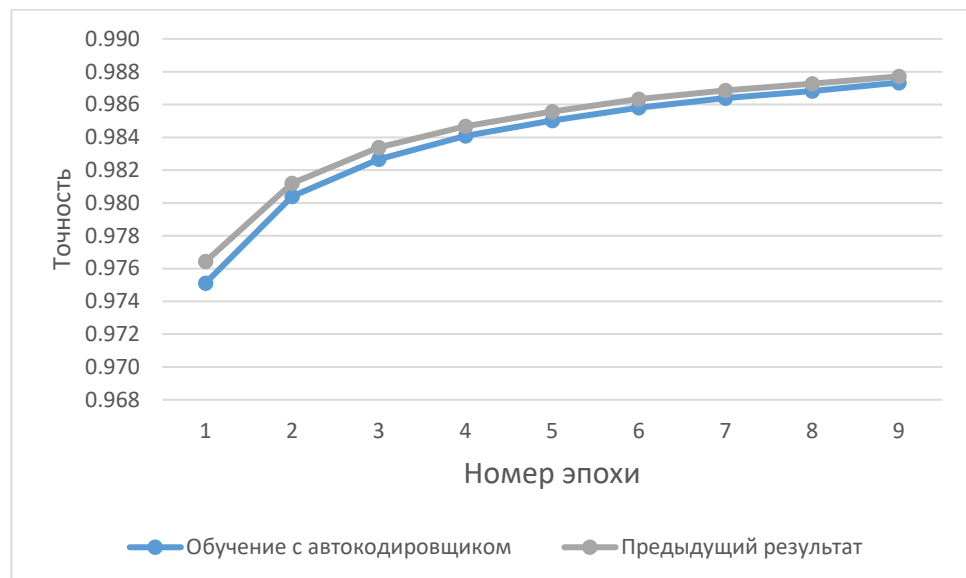


Рисунок 10. Сравнение результатов.

3. Сверточная нейронная сеть

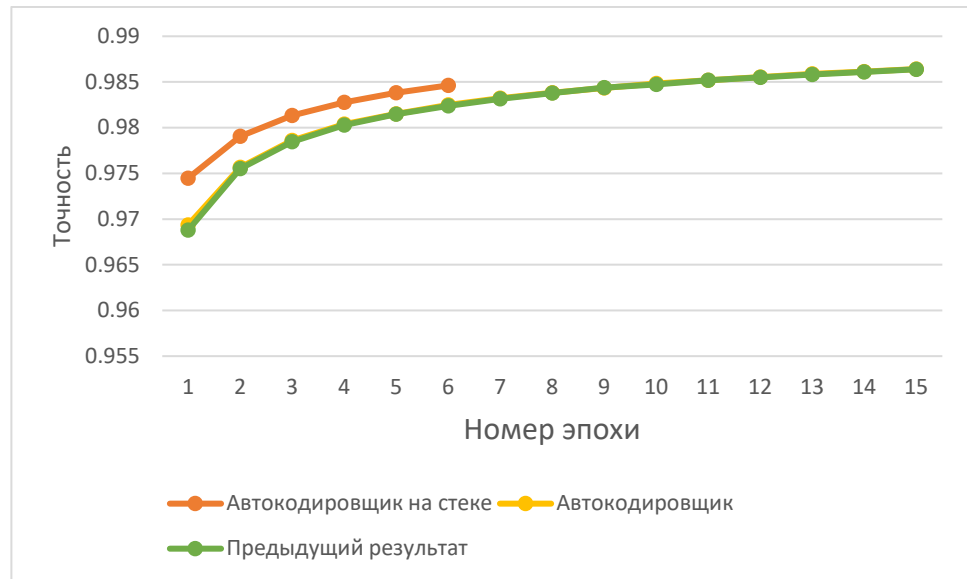


Рисунок 11. Сравнение результатов.

4. Сверточная нейронная сеть

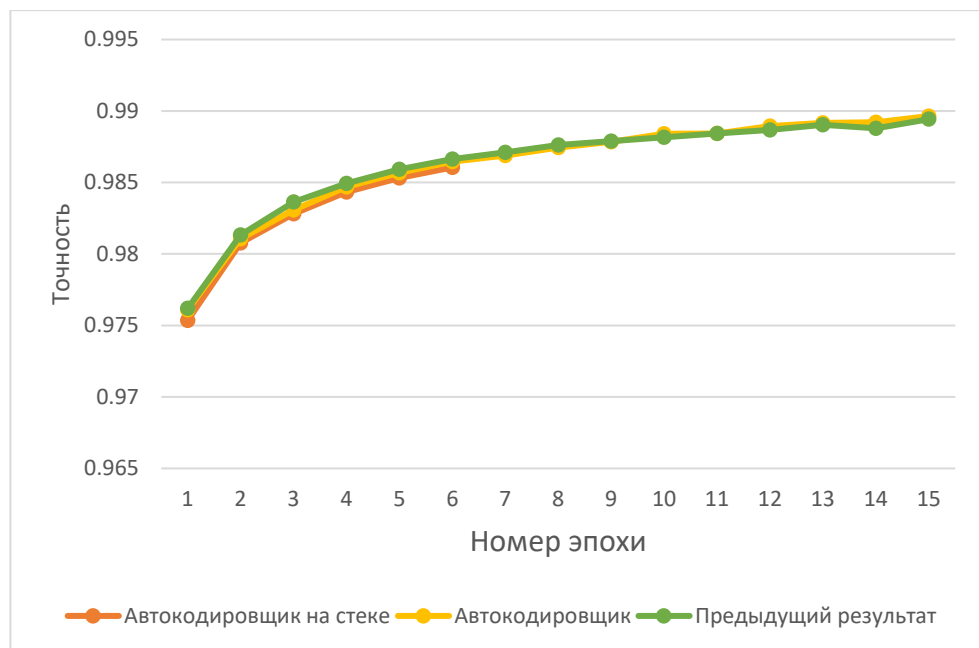


Рисунок 12. Сравнение результатов.

Выводы

Таким образом дополнительная начальная настройка весов с помощью автокодировщиков не дала прироста на рассмотренных архитектурах нейронных сетей.

Так как в библиотеке MXNet не реализован функционал слоёв с операциями типа upooling, то такие слои были исключены из архитектур.